Introducción a ML y GenAl

Introducción a Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)

Ariel Ramos Vela

08-10-2024

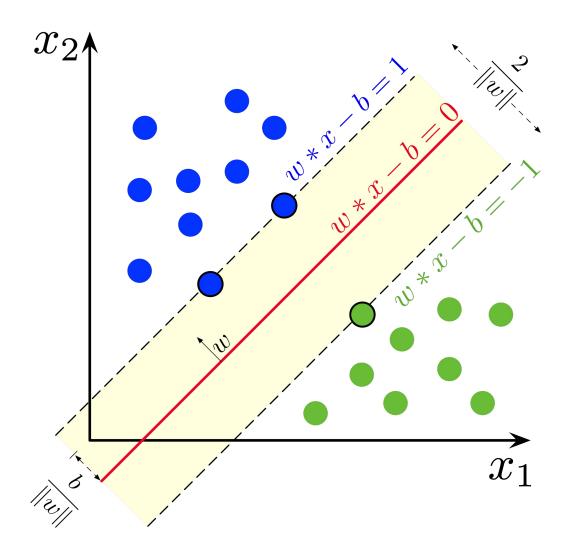
Agenda

- 1. Introducción a las SVM
- 2. Concepto Básico: Separación de clases con hiperplanos
- 3. Kernels: Transformación de datos no lineales
- 4. Ventajas y desventajas
- 5. Aplicaciones de las SVM
- 6. Conclusiones
- 7. Taller 8 Utiliza tu propio dataset para clasificación.

Introducción a las SVM

Contexto: Se utilizan para problemas de clasificación y regresión.

Ventajas: Eficaz en espacios de alta dimensión, robustas contra el sobreajuste cuando se utiliza correctamente.



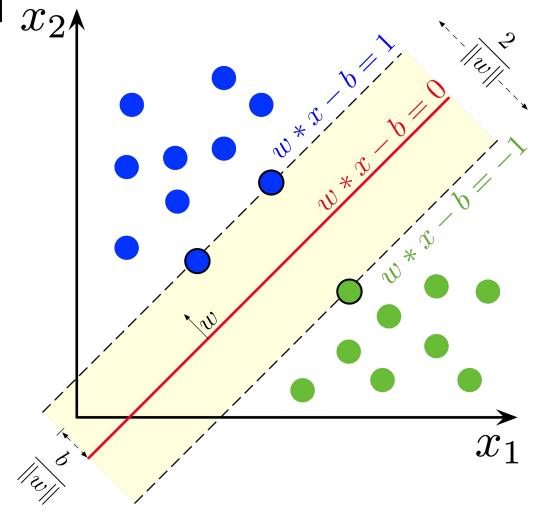
Concepto Básico de SVM x_{2}

Objetivo de las SVM:

 Encontrar el hiperplano que mejor separa dos clases en un espacio de múltiples dimensiones.

Elementos clave:

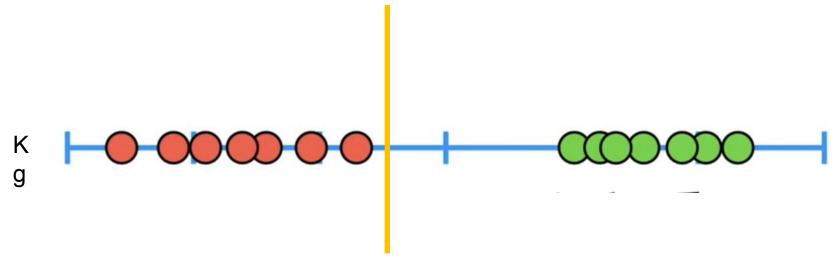
- Hiperplano: Plano de decisión que divide el espacio de datos.
- Márgenes: Las SVM maximizan el margen entre las clases.
- Vectores de soporte: Puntos de datos más cercanos al hiperplano que definen su orientación.



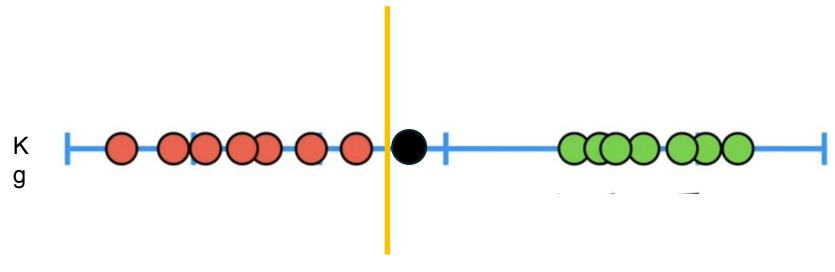


Rojo: No

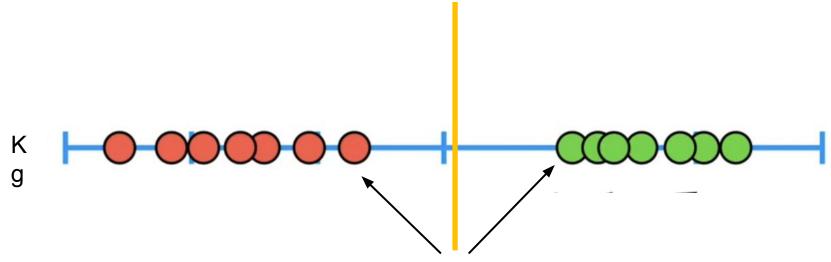
obeso



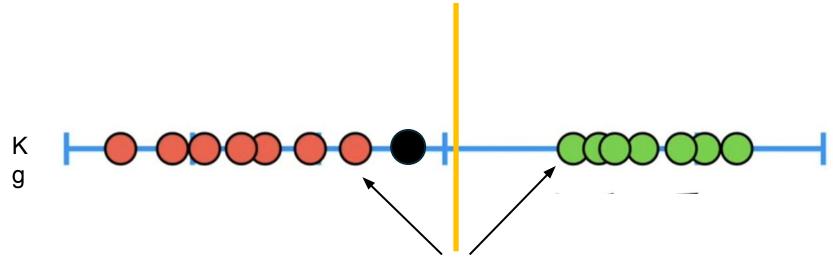
Rojo: No obeso



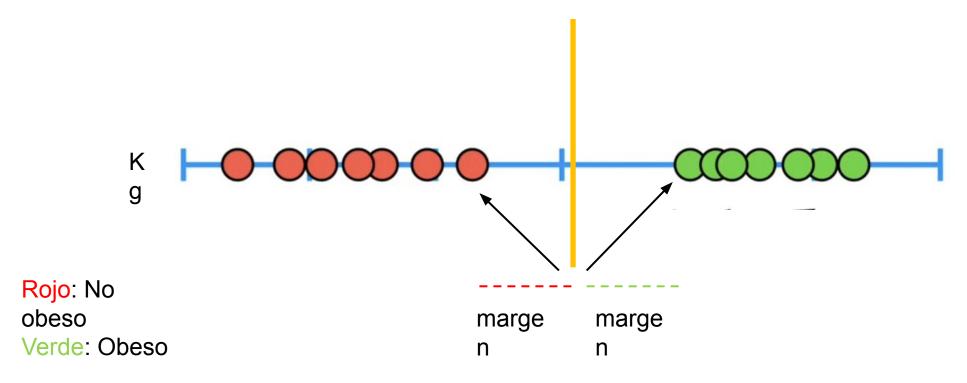
Rojo: No obeso



Rojo: No obeso



Rojo: No obeso



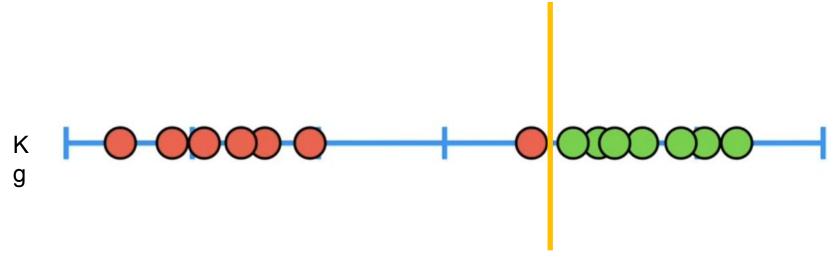
Clasificador de margen máximo



Rojo: No obeso

Verde: Obeso

¿Pero que pasa si nuestros datos son así?

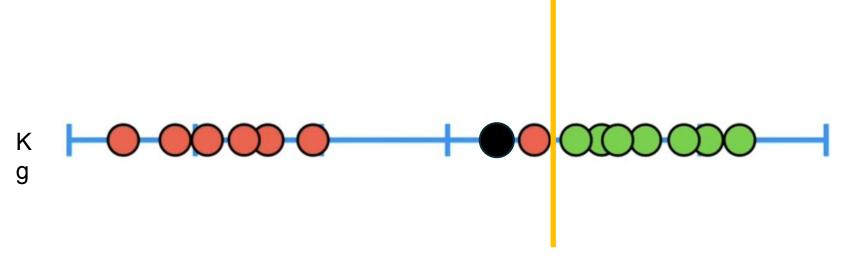


Rojo: No obeso

Verde: Obeso

Nuestro clasificador de margen máximo no representará la mejor separación de datos

La nueva observación corresponde a la clase obeso pero nuestro clasificador lo predecirá como no obeso



Rojo: No

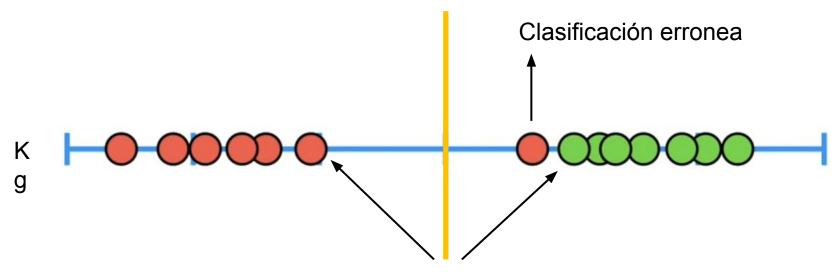
obeso

Verde: Obeso

Nuestro clasificador de margen máximo no representará la mejor separación de

datos

¿Se puede mejorar esto?

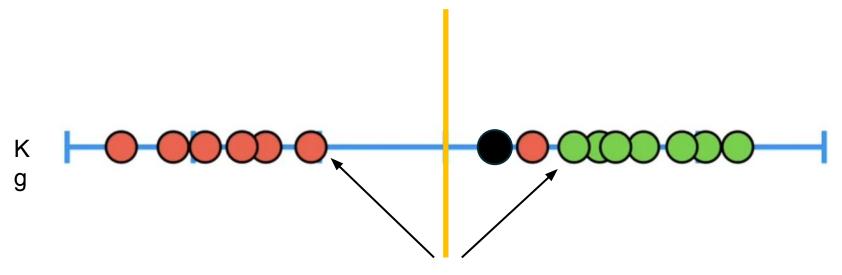


Rojo: No

obeso Podemos permitir clasificaciones

Verde: Obeso erroneas.

La nueva observación se clasificará correctamente en la clase obeso.



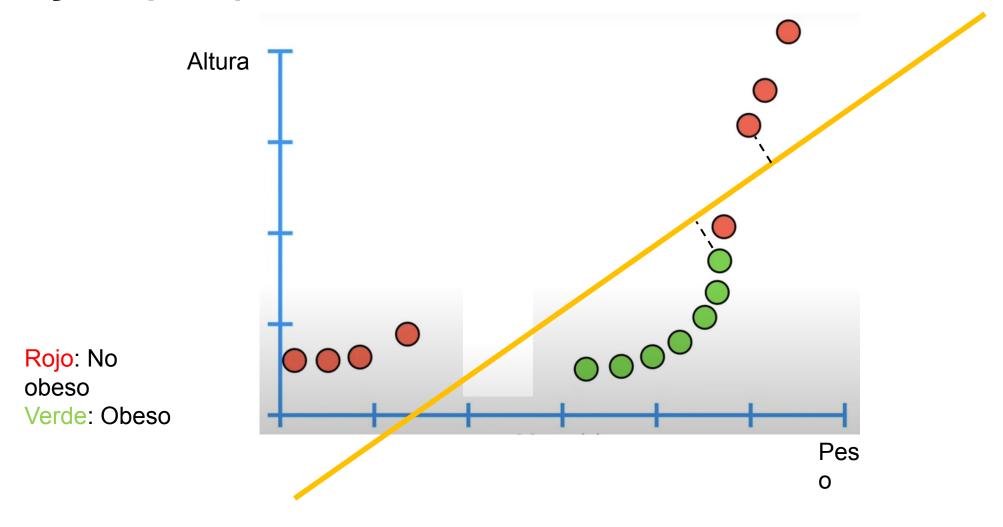
Rojo: No

obeso Verde: Obeso

Se generalizará mejor a nuevas

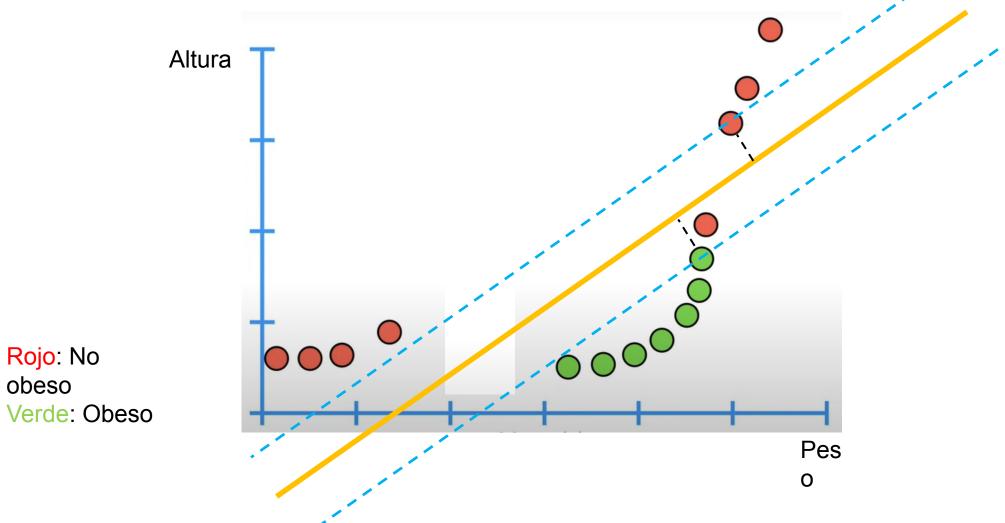
observaciones

Soft margin vs Hard margin



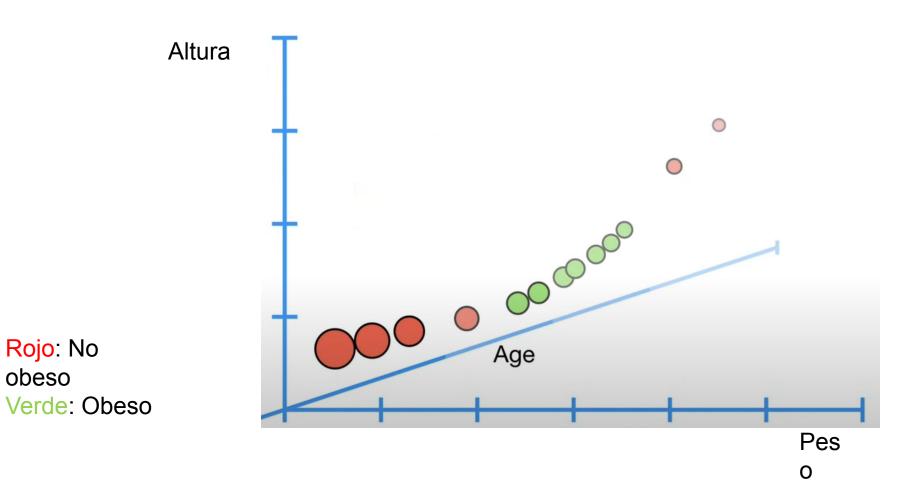
Rojo: No

obeso

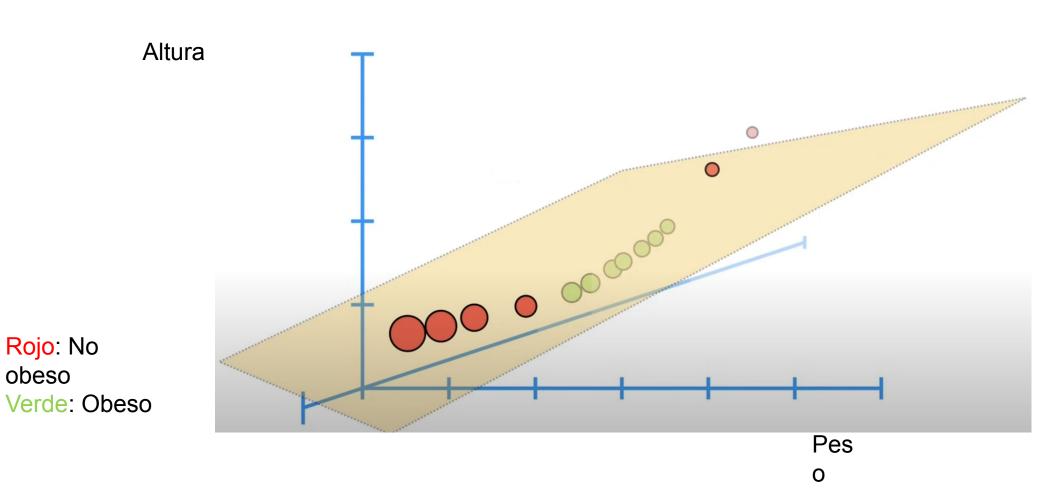


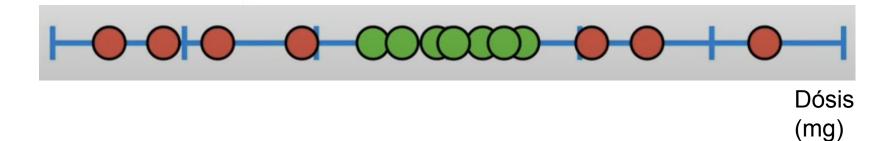
Rojo: No

obeso

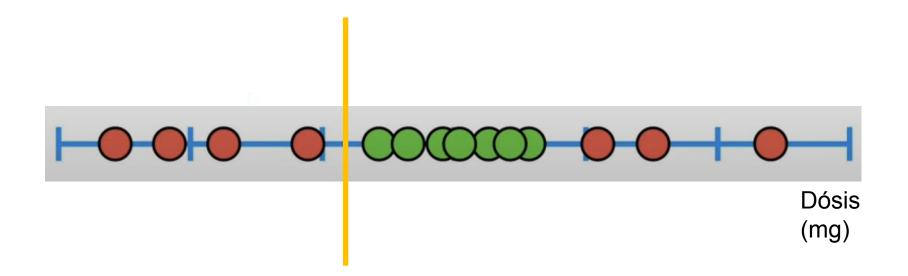


obeso

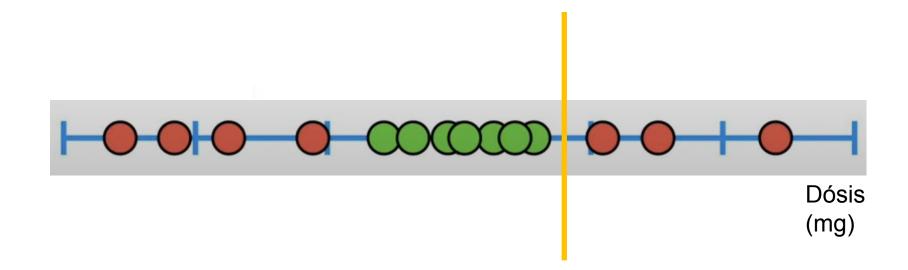




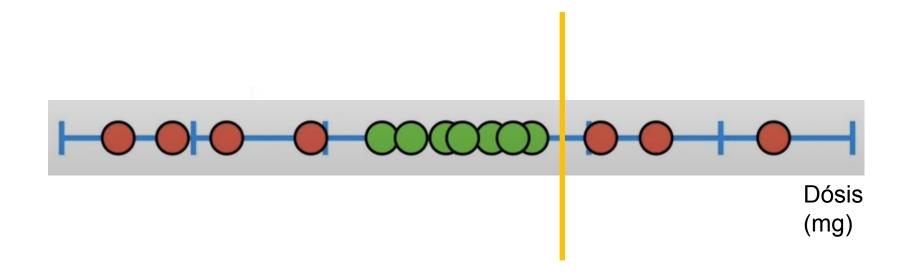
Rojo: No efectiva



Rojo: No efectiva



Rojo: No efectiva

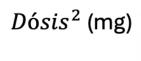


Rojo: No efectiva

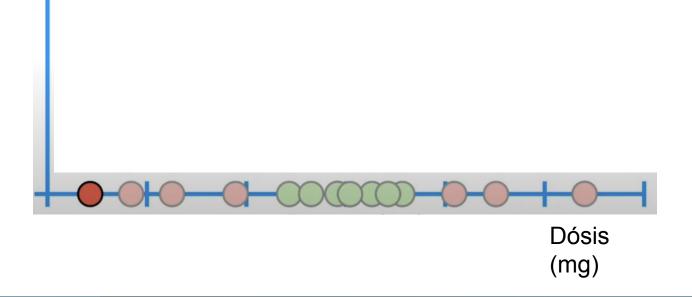
Verde: Efectiva

¿Cómo solucionar esto? Maquinas de soporte vectorial (SVM)

SVM



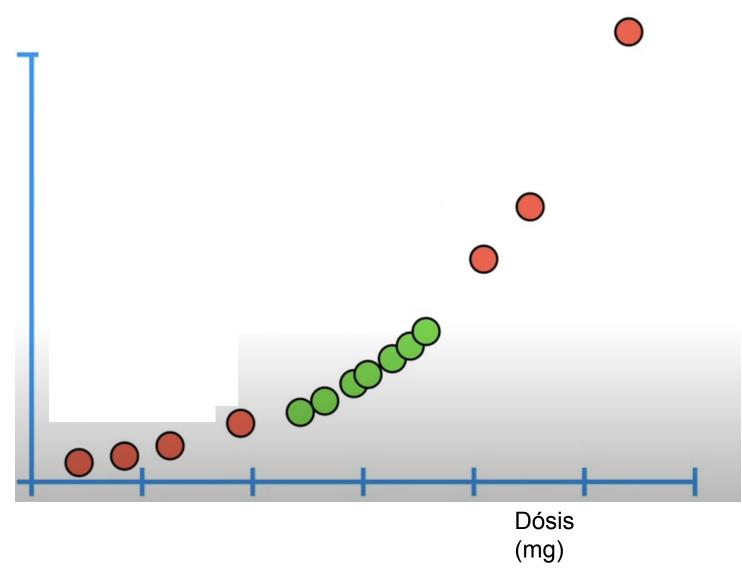
Rojo: No efectiva



SVM

 $D \acute{o} sis^2$ (mg)

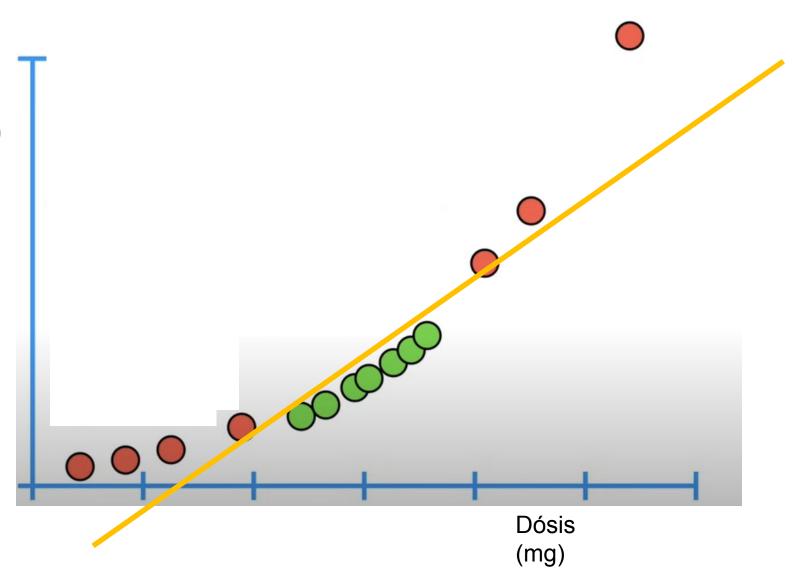
Rojo: No efectiva



SVM

Dósis² (mg)

Rojo: No efectiva



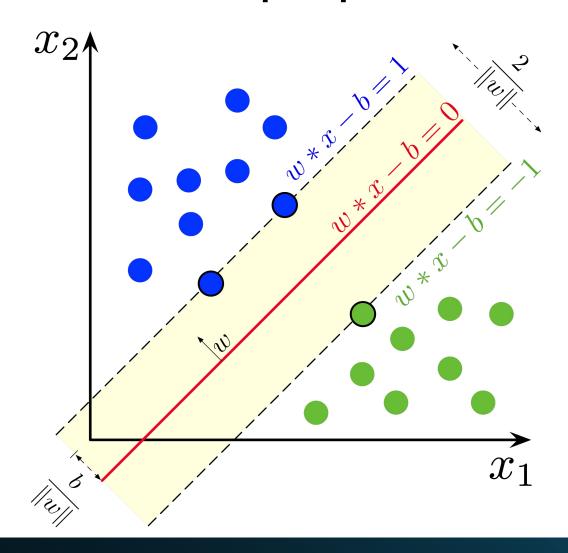
Explicación Matemática del Hiperplano

Fórmula del hiperplano:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - \mathbf{b} = \mathbf{0}$$

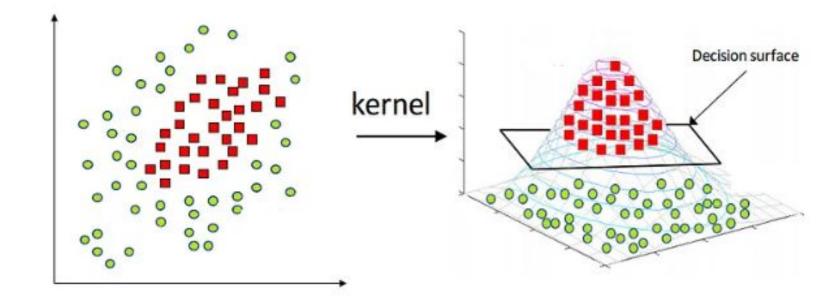
Maximización del margen:

 $Minimizar \frac{1}{2} ||w||^2$



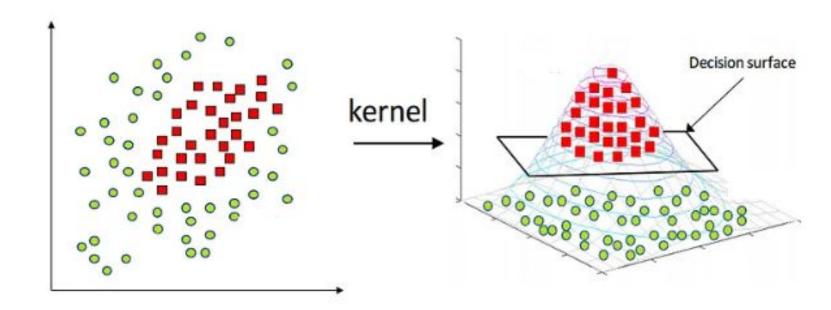
Separación No Lineal

- Introducción al problema:
 Muchos datos no son
 linealmente separables en el espacio original.
- Necesidad de una transformación: Uso de Kernels.



¿Qué es un Kernel?

• **Definición:** Funciones que transforman los datos a un espacio de mayor dimensión donde son separables.



Ventajas y Desventajas de las SVM

Ventajas:

- Eficaz en espacios de alta dimensión.
- Memoria eficiente (solo utiliza vectores de soporte).
- Funciona bien en problemas con pocos datos pero muchas características.

Desventajas:

- No es adecuada para grandes conjuntos de datos debido al tiempo de entrenamiento.
- Difícil elegir el kernel adecuado.
- Sensible a los datos con ruido (si los márgenes están mal definidos).

Aplicaciones de las SVM

- Reconocimiento facial: Clasificación de imágenes en diferentes categorías.
- **Detección de spam**: Clasificación de correos electrónicos.
- Clasificación de textos: Filtrado de noticias, categorización de documentos.
- Biología: Clasificación de datos genéticos o de proteínas.

Conclusiones

- Las SVM son potentes herramientas de clasificación, especialmente útiles en espacios de alta dimensión.
- La elección del kernel es crucial para el éxito del modelo.
- Aplicaciones amplias en reconocimiento de patrones y clasificación en diversos campos.